3Г

УДК 004.932.2:004.93'1

В.А. Гороховатский, Ю.А. Куликов
Харьковский национальный университет радиоэлектроники, г. Харьков, Украина
Украина, 61166, г. Харьков, пр. Ленина, 14, *gorohovatsky-v@rambler.ru*

Формализм мультимножеств в задачах структурного распознавания и поиска в базах видеоданных

V.A. Gorohovatsky, Yu.A. Kulikov
Kharkiv National University of Radioelectronics, Kharkiv
Ukraine, 61166, Kharkiv, Lenina st., 14

Formalism of Multisets in Structural Recognition and Search in Video Databases

В.О. Гороховатський, Ю.О. Куліков
Харківський національний університет радіоелектроніки, м. Харків, Україна
Україна, 61166, м. Харків, пр. Леніна

Формалізм мультимножин в задачах структурного розпізнавання та пошуку в базах відеоданих

Обосновывается применение аппарата мультимножеств при сопоставлении структурных описаний видеообъектов в целях распознавания или поиска в базах изображений. За счет анализа структурной информации об объекте в виде мультимножества обеспечиваются достаточно высокие показатели времени обработки и вероятности правильной классификации. Обсуждаются результаты компьютерных экспериментов.
Ключевые слова: Классификация изображений, базы видеоданных, структурно-иерархические методы, характерные признаки, структурное описание, мультимножество, принцип голосования, вероятность правильной классификации

Appliance of the multiset method to compare structural descriptions of video-objects with the purpose of recognition or search in databases is proved. The analysis of object structural information as a multiset provides high levels of speed for processing and recognition rate. The results of computer experiments are discussed.
Key words: image classification, video-databases, structural hierarchical methods, characteristics, structural description, multiset, principle of voting, probability of correct classification.

Обґрунтовується застосування апарату мультимножин при зіставленні структурних описів відеооб’єктів з метою розпізнавання або пошуку в базах зображень. За рахунок аналізу структурної інформації про об’єкт у вигляді мультимножини забезпечуються достатньо високі показники часу обробки та ймовірності правильної класифікації. Обговорюються результати комп’ютерних експериментів.
Ключові слова: Класифікація зображень, бази відеоданих, структурно-ієрархічні методи, характерні ознаки, структурний опис, мультимножина, принцип голосування, імовірність правильної класифікації.

Введение и постановка задач

Структурное описание видеообъекта $Z=\{z^k\}_{k=1}^{s}$, $s<\infty$ из универсума $\mathbb{Z}$, $Z\in\mathbb{Z}$, представляет собой конечное мультимножество мощности s, элементы которого –

характерные признаки (ХП) имеют структуру $z^k = (x^k, y^k, \lambda^k)$, где $\lambda \in R^n$, $\lambda = \{\lambda_i\}_{i=1}^n$ – атрибут, который описывается числовым вектором размерности n, а x, y – пиксельные координаты ХП. Атрибут λ вычисляется таким образом, чтобы обладать инвариантностью к некоторой группе геометрических преобразований G [1-3]. В настоящее время наиболее популярные методы для формирования ХП – SIFT и SURF [4], формирующие атрибут, инвариантный к преобразованиям смещений, поворотов и масштаба. Классификация объекта на основе его описания Z с применением структурно-иерархического метода (СИМ) рассматривается как отображение $\Re : Z \to \mathbb{Z}$, где $\mathbb{Z} = \{Z(j)\}$, $\{Z(j)\}_{j=1}^J$ – конечное множество эталонных описаний (база видеоданных), и реализуется решением задачи оптимизации

$$j^* = \arg \max_{j \in [1,...,J]} \vartheta[Z, Z(j)], \qquad (1)$$

где $\vartheta \in R^1$ – некоторая мера подобия описаний. В известных подходах [1-4] определение подобия $\vartheta(Z, Z(j))$ сводится к вычислению мощности $\mu(Z_j)$ подмножества $Z_j \subseteq Z$, для элементов которого установлено соответствие множеству $Z(j) \in \mathbb{Z}$, а решение (1) определяется как выбор Z_j наибольшей мощности. Значение доли отданных за класс j голосов трактуется как оценка апостериорной вероятности отнесения Z к классу j. Вычисление $\mu(Z_j)$ в теоретико-множественной модели связано с голосованием $z^k \in Z$ и приводит к построению на множестве Z представления $Z = \bigcup Z_j$ в виде разбиения ($Z_i \bigcap_{i \neq j} Z_j = \varnothing$) или покрытия ($Z_i \bigcap_{i \neq j} Z_j \neq \varnothing$) [3].

Эксперименты показывают [4], что меры подобия $\vartheta(Z, Z(j))$ на основе представления в виде множеств ХП являются более эффективными в плане помехоустойчивости по сравнению с мерами, в основе которых лежит анализ соответствий множеству или независимое голосование отдельных ХП. Учитывая, что значения ХП внутри одного описания могут быть эквивалентными (повторяться) из-за близости свойств фрагментов, при анализе подобия структурных описаний целесообразным представляется использование математического аппарата мультимножеств [5]. Применение мультимножеств в прикладных задачах компьютерного зрения за счет учета фактора повторяемости ХП в описании позволит обеспечить большую точность поиска и распознавания изображений в базах видеоданных. Аппарат мультимножеств целесообразно использовать совместно с проведением процедур предварительной кластеризации или построения гистограммных представлений структурного описания [4]. Формирование описаний в виде мультимножеств – это разновидность системы классов на множестве ХП.

Цель работы – формализация методов построения, анализа и сопоставления структурных описаний изображений на основе аппарата мультимножеств, оценка свойств синтезированных мер подобия.

Задачи работы состоят в развитии методов вычисления подобия описаний с использованием формализма мультимножеств, осуществлении экспериментальных исследований и сопоставлении результатов с другими методами для конкретных баз видеоинформации.

Формализация аппарата мультимножеств

Подробное описание математического аппарата мультимножеств дано в [5]. Рассмотрим базовое множество $U=\{u_1,u_2,...,u_i,..\}$, состоящее из различающихся между собой элементов u_i. Мультимножеством A, порожденным базовым множеством U, называют совокупность групп элементов вида $A=\{k_A(u)\bullet u \mid u\in U, k_A(u)\in C_+\}$, где C_+ – множество целых неотрицательных чисел. Значение $k_A: U\to C_+=\{0,1,2,...\}$ называют функцией числа экземпляров мультимножества A, оно определяет кратность вхождения $u\in U$ в мультимножество, что обозначается символом «•». При условии $k_A(u)=\chi_A(u)=\begin{cases}1, & u\in A,\\ 0, & u\notin A\end{cases}$ мультимножество A становится обычным множеством (без повторений элементов), $\chi_A(u)$ – характеристическая функция мультимножества. Множество U – это область определения функций k_A,χ_A. Важнейшими характеристиками мультимножеств есть мощность $card(A)=\sum_{u\in U}k_A(u)$ – общее число экземпляров всех его элементов, размерность $\dim(A)=\sum_{u\in U}\chi_A(u)$ – число различных элементов, высота $hgt(A)=\max\limits_{u\in U}k_A(u)$ – максимальное значение его функции кратности. Мультимножество удобно представлять в виде гистограммы значений функции кратности $k_A(u)$. Наличие у мультимножеств новых характеристик по сравнению с традиционными множествами обуславливает существование большего разнообразия их видов и свойств.

Для мультимножеств определен расширенный ряд операций [5], [6]. В частности, объединение $\cup$, сумму $+$ и симметрическую разность Δ определяют как

$$A\cup B=\{k_{A\cup B}(u)\bullet u \mid k_{A\cup B}(u)=\max(k_A(u),k_B(u))\},$$
$$A+B=\{k_{A+B}(u)\bullet u \mid k_{A+B}(u)=k_A(u)+k_B(u)\},$$
$$A\Delta B=\{k_{A\Delta B}(u)\bullet u \mid k_{A\Delta B}(u)=|k_A(u)-k_B(u)|\}. \qquad (2)$$

Мера $\mu(A)$ мультимножества определяется как действительная неотрицательная функция, основными свойствами которой являются: аддитивность $\mu(A+B)=\mu(A)+\mu(B)$, монотонность $\mu(A)\le\mu(B)\Leftrightarrow A\subseteq B$, эластичность $\mu(h\bullet A)=h\mu(A)$, мера пустого множества принята равной 0, $\mu(\varnothing)=0$. Меру μ можно определить различными способами, в частности как мощность $card(A)$ или как линейную комбинацию функций кратности $\mu(A)=\sum_i w_i k_A(u_i)$, $w_i>0$. Значения w_i позволяют управлять весом (значимостью) базовых элементов $u_i\in U$, в отдельных применениях считают $\sum_i w_i=1$.

Метрические пространства $(\boldsymbol{A},\rho)$ мультимножеств определены путем введения расстояния $\rho(A,B)$ между мультимножествами $A,B\in\boldsymbol{A}$. Примерами есть метрики Хемминга и Танимото

$$\rho_1(A,B)=\mu(A\Delta B),\qquad \rho_2(A,B)=\mu(A\Delta B)/\mu(A\cup B). \qquad (3)$$

Метрика ρ_2 из (3) при использовании меры линейной комбинации кратностей:

$$\rho_2(A,B)=\frac{\sum_i w_i\,|\,k_A(u_i)-k_B(u_i)\,|}{\sum_i w_i\,\max[k_A(u_i),k_B(u_i)]} \qquad (4)$$

Метрика ρ_2 из (3), (4) удовлетворяет условию нормировки $0\le\rho_2\le 1$. Принадлежность точки z мультимножеству A устанавливается путем вычисления характеристической функции $\chi_A(z)$, где проверка условия $z\in A$ выполняется последовательным сравнением z с элементами множества U на основе метрики $\rho(z,u_i)$ или меры различия для элементов. Это можно реализовать путем оптимизации

$$u_*=\arg\min_{u_i\in U}\rho(z,u_i), \qquad (5)$$

где после реализации (5) дополнительно осуществляется проверка условия значимости $\rho(z,u_*)\le\delta_\rho$, δ_ρ – априорный порог, определяющий допустимый уровень эквивалентности элементов. Заметим, что правило (5) при условии представления эталонных описаний в виде мультимножества равноценно голосованию элемента за соответствующий эталон. С учетом этого момента применение правила (5) становится эквивалентным использованию мер типа (3) для множеств.

Построение базового множества для представления структурных описаний

При формировании структурного описания построение U как множества атомарных структурных элементов есть ключевой проблемой, т.к. предполагает реализацию формальной процедуры классификации.

В качестве одного из вариантов можно рассматривать базовое множество $U=\{\lambda^i\}$, $\lambda^i\in R^n$ атрибутов ХП в виде подмножества $U\subset R^n$, т.к. вектор ХП наиболее точно отражает свойства визуального объекта в отдельно взятом фрагменте. Классификация векторов формализуется в виде отображения $K_\lambda : R^n\to U$. В такой модели U может быть конечным или бесконечным множеством и формируется на основе конкретного априорно известного описания видеобазы $\mathbb{Z}$, в рамках которой осуществляется поиск или распознавание объектов. Одним из классических критериев классификации в векторном пространстве есть величина нормы вектора. Однако наши исследования показывают, что для классификации ХП изображений норма вектора не является достаточно эффективным критерием. Системы ХП, полученные технологиями SIFT и SURF, вообще предполагают обработку таким образом, что нормы всех векторов из сформированного структурного описания приблизительно одинаковы.

Другим способом есть представление множества атомарных объектов из компонент вектора ХП [4]. Здесь интегрированные описания эталонов сформированы в виде гистограмм из компонент вектора ХП, полученных дискретизацией значений компонент. Обработка данных в этом подходе носит в некотором плане синтетический характер, т.к. предусматривает разрозненный анализ составляющих единого описания, однако метод работоспособен и имеет важное прикладное значение с точки зрения высокого быстродействия из-за существенного сокращения объема описания [4].

Еще одним критерием есть установление разновидностей (алфавита, классов) локальных окрестностей, для которых построен ХП: изолированная точка, угол, пересечение линий, т-образная точка, конец линии и т.д. [1]. Его реализация предполагает применение статистической обработки значений откликов соответствующих фильтров, например, SURF. Учитывая огромное разнообразие разновидностей локальных окрестностей изображений и визуального представления для одного и того же типа ХП, решение этой сложной задачи вряд ли может быть осуществлено однозначно за приемлемое время и с нужной степенью достоверности.

По нашему мнению, в качестве критерия, исключающего трудоемкий статистический анализ имеющихся данных с целью качественного обучения системы классификации, может быть использование величин близости характеристик анализируемого ХП объекта и кластеров ХП, сформированных для эталонных данных. Классы базовых элементов мультимножества сформируем для реализации такого анализа на основе кластеризации множества структурных элементов базы эталонов [8], что обеспечит настройку на конкретный предмет анализа и необходимую эффективность в плане быстродействия и вероятности правильного распознавания. Кластеризация может быть выполнена как на основе векторов ХП, так и на базе их характеристик, включая гистограммные представления.

Классификация с применением аппарата мультимножеств

Кластеризация для эталонной базы может быть выполнена в двух вариантах. Первый вариант включает применение процедуры кластеризации к множеству структурных признаков $\mathbb{Z}_\mathrm{I} \in \mathbb{Z}$, характеризующему видеобазу, и рассмотрение множества кластеров $\mathrm{K}[\mathbb{Z}_\mathrm{I}]$ как основы для распознавания. Задачу классификации (1) будем решать на основе мультимножественного описания и модифицированной меры $\vartheta[.]$ вида (3) – (5) с учетом кратности эквивалентных элементов, образующих кластеры.

Иной вариант обработки предполагает независимое построение кластеров $K[Z(j)]$ для описаний эталонов. Затем понадобится построение общей системы $K[\mathbb{Z}_I]$ с целью получения базового множества U. При этом $K[\mathbb{Z}_I] = \bigcup_{j=1,\dots,J} K[Z(j)]$, т.к. кластеры разных описаний в случае независимого построения вообще могут не иметь общих элементов.

Отметим, что независимое построение кластеров более точно учитывает различия между классами, что в результате улучшит характеристики достоверности распознавания в целом. Особенно это касается объемных баз изображений, которые могут содержать объекты с близкими описаниями. Применение кластеризации для интегрированного описания видеобазы приводит к менее трудоемким процедурам за счет обобщения имеющейся эталонной информации, а также упрощает сопоставление.

Зададим кластерное представление $K[Z(j)]$ описания $Z(j)$ как $K[Z(j)]=\{k_i(j), n_i, \tilde{z}_i(j)\}_{i=1}^{m(j)}$, где $k_i(j)$ – множество элементов i-го кластера, $m(j)$ – число кластеров, n_i – число элементов в кластере $k_i(j)$, $\tilde{z}_i(j)$ – некоторая обобщенная характеристика кластера $k_i(j)$, которая может быть использована при отнесении неизвестного объекта к кластеру, $\tilde{z}_i(j) \in U$ – элементы базового множества.

Исследовано два основных принципа построения меры подобия: кластер-кластер и точка-кластер [8-11]. Подход кластер-кластер предполагает предварительное осуществ-

ление кластеризации для описания Z. Он применим при достаточно высоком уровне сигнал-шум. В этой ситуации сопоставление структурных описаний сводится непосредственно к вычислению расстояния $\vartheta[K[Z],K[Z(j)]]$ между мультимножествами вида (3). Здесь ключевым моментом есть оценка подобия $\nu[k_z,k_i(j)]$ или степени соответствия между кластером k_z объекта и кластером $k_i(j)$ из описания j-го эталона, определяемая в соответствии с выражениями (2).

При низких уровнях сигнал-шум более целесообразно применять анализ соответствий точка-кластер (5), так как осуществление кластеризации для измененного под действием помех описания Z может привести к таким нежелательным эффектам, как искажение $\widetilde{z_i}(j)$, появление кластеров из ложных элементов, дополнительное распространение помех из-за присоединения ХП помех к кластерам описания. Подобие формализуется как $\vartheta[Z,K[Z(j)]]$ и реализуется на основе оценки принадлежности $\xi[z,k_i(j)]\in\{0,1\}$ (в виде бинарной функции) элемента $z\in Z$ к одному из кластеров $k_i(j)$ в представлении j-го эталона. Заметим, что обсуждаемые методы обеспечивают надежное распознавание при существенных искажениях распознаваемого объекта, уровень которых достигает до 75% от числа элементов исходного описания [3].

В обеих ситуациях применение аппарата мультимножеств сокращает объем вычислений по сравнению с традиционным подходом, т.к. на подготовительном этапе путем кластеризации в базе данных осуществляется существенное сжатие информации. Схема классификации на основе предлагаемых мер подобия представлена на рис. 1.

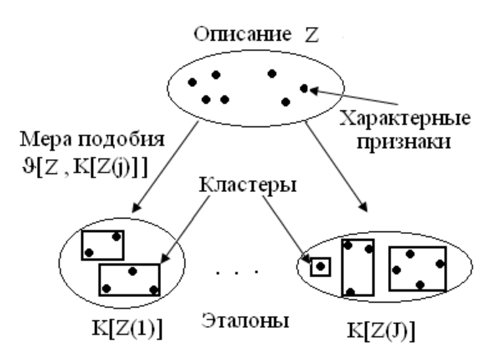


Рисунок 1 – Схема структурной классификации
на основе кластерного представления

Основой кластеризации есть меры близости между элементами и/или группами элементов в некотором пространстве, задающие отношение эквивалентности и, как результат, некоторое иерархическое представление данных [7-9]. Обсуждаемые формализмы вида $\vartheta[K(Z),K(Z(j))]$, $\vartheta[Z,K[Z(j)]]$ – это меры на множестве отношений. Для ХП изображений можно использовать расстояния пространственного $\rho_c(z_p,z_q)$ и атрибутивного $\rho_\lambda(z_p,z_q)$ типа между элементами $z_p,z_q\in Z$. Конкретно в качестве $\rho_c(z_p,z_q)$ выступает одно из пиксельных расстояний, в качестве $\rho_\lambda(z_p,z_q)$ можно использовать одну из метрик в пространстве числовых векторов. Основой пространственной кластеризации элементов изображения могут выступать также инвариантные геометрические характеристики подмножеств координат описания (аффинные инварианты) [1]. Перспективным представляется комбинированный анализ на основе пространственно-атрибутивных характеристик.

В целом эффективность обработки на основе кластеризации в плане объема вычислительных затрат определяется отношением числа сформированных кластеров к

исходному числу ХП в описании, а также способом построения мер подобия. Однако очевидно, что сжатие исходных признаковых описаний путем кластеризации, фактически приводящее к некоторому обобщенному описанию, в итоге может привести к снижению вероятности правильной классификации объектов [11].

Результат применения методов зависит также от ряда других факторов: уровней аддитивных и пространственных помех, способа формирования ХП, характеристик базы видеоданных (межклассовые различия эталонов) и др. Одним из критериев общего вида может быть получение минимального числа кластеров для каждого из эталонов $Z(j)$, обеспечивающее надежное распознавание в конкретной базе видеоданных при заданном уровне помех.

Результаты экспериментов и выводы

Применение кластерных процедур направлено на улучшение вычислительных характеристик классификации, а использование аппарата мультимножеств обеспечивает необходимый уровень достоверности.

Важным моментом есть возможность управления степенью сжатия описаний путем задания параметров кластеризации, к которым относятся: порог на величину близости элементов, группируемых в кластер; ограничение на число кластеров; размер используемого при кластеризации кортежа близких дескрипторов; достижение заданного значения критерия качества кластеризации и т.д.

В проведенном компьютерном эксперименте мультимножества использовались на двух уровнях описания. На первом уровне каждый ХП из описания представлялся в виде гистограммы значений компонент [4]. Базовое множество формировалось на основе 17-ти диапазонов значений компонент детектора SURF, вычисленных для базы видеоинформации. Таким путём осуществлён переход от ХП к гистограммным признакам (ГП). Эксперименты осуществлялись для нескольких баз видеоданных: coil20, аквариумных рыб [3], самолётов. Основная исследуемая база содержала 30 изображений самолётов. Примеры изображений с выделенными ХП приведены на рис. 2. Исследования показали, что применение модификации с переходом в пространство ГП сокращает среднее время классификации изображения примерно в 12 раз по сравнению с традиционным методом.

Второй уровень обработки включал расчет норм гистограмм для ГП первого уровня. Базовые множества построены для каждого из эталонов в виде мультимножеств, состоящих из кластеров. Решение о классе объекта принималось в соответствии с максимумом числа голосов элементов. В результате каждый из эталонов был представлен гистограммой. Последовательность обработки показана на рис. 3, а пример гистограммных описаний – на рис. 4. Предложенная двухуровневая система преобразования ХП, как показали эксперименты, сокращает время классификации более чем в 8 раз по сравнению с модификацией [4] и примерно в 90 раз в сравнении с традиционным методом SURF. При этом объём описания сокращается в сотни раз (в среднем в 450) по сравнению со стандартным представлением.

При низком уровне помех предложенные модификации обеспечивают безошибочную классификацию для рассмотренных баз данных. Экспериментально в сравнительном аспекте оценивалась также помехозащищённость традиционного метода SURF, модификации с использованием гистограмм [4] и предложенной двухступенчатой обработки (рис. 3). Классификация осуществлялась в условиях искажения входных изображений аддитивным шумом с нормальным распределением и нулевым матожиданием.

Соотношение сигнал-шум μ оценивалось как отношение средней амплитуды сигнала, равной 75, к изменяющемуся СКО шума. В результате установлено, что при $\mu > 2$ вероятность P правильной классификации с применением традиционного детектора составила $P = 1$. Для модифицированного метода с использованием ГП вероятность $P = 1$ достигается при $\mu > 7$. В то же время для модифицированного метода на основе гистограмм второго уровня значение $P = 1$ при $\mu > 20$, а при $\mu > 10$ значение $P = 0,9$, что говорит об ожидаемом снижении помехозащищённости из-за упрощения системы признаков. Как видим, значительное сокращение времени обработки (в десятки раз) и объема описания (в сотни раз) приводит к некоторому снижению помехозащищенности.

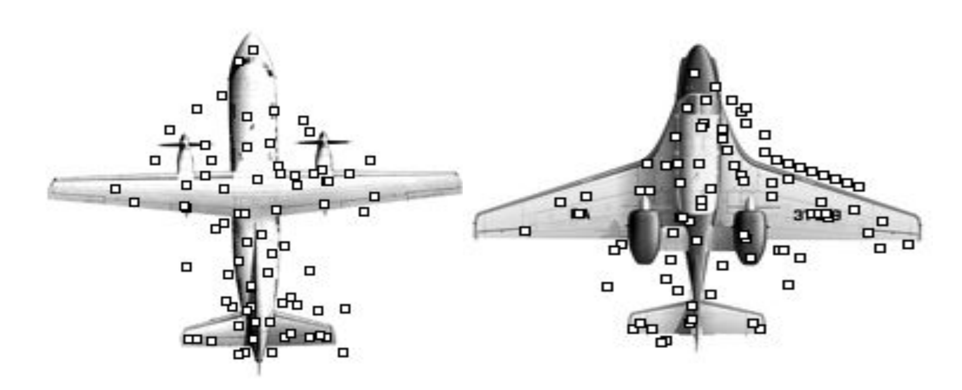


Рисунок 2 – Примеры изображений базы с выделенными ХП

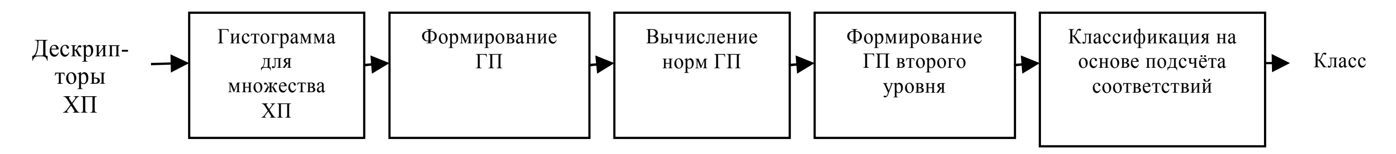


Рисунок 3 – Схема классификации на основе гистограмм второго уровня

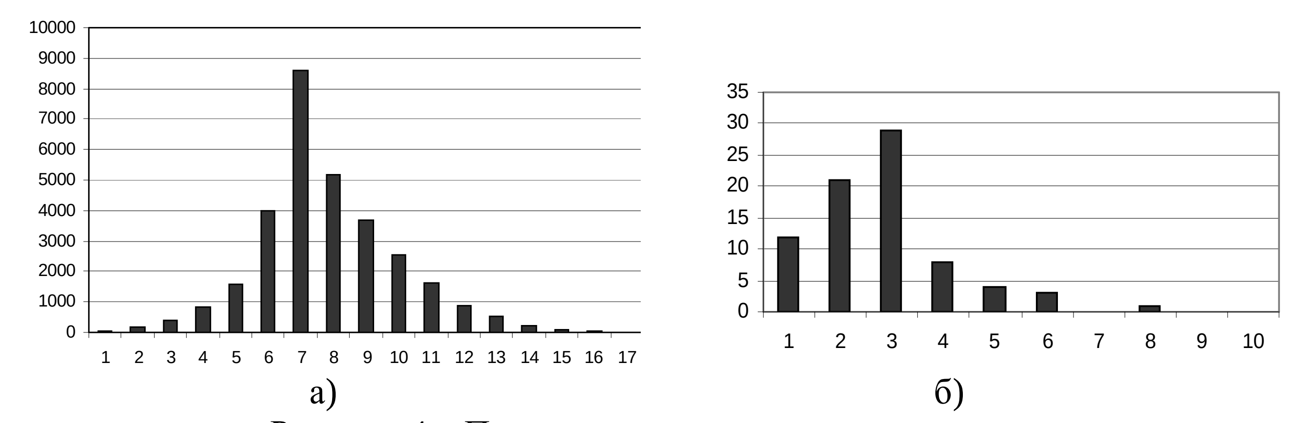


Рисунок 4 – Примеры гистограммного представления:
а) первого уровня; б) второго уровня

Важным моментом есть исследование методов при воздействии пространственных помех, т.к. именно для функционирования при такого рода препятствиях разрабатываются структурные методы. Пространственная помеха исчезновения моделировалась в виде изъятия отдельных ХП из описания с заданной вероятностью γ (исчезновение ХП). Отметим, что при этом типе помех существенно сказывается разное количество ХП в описаниях эталонов из базы (диапазон от 43 до 102). В целях снижения действия этого фактора осуществлялась нормализация гистограмм (деление на общее число элементов, т.е. на значение $card(A)$).

Компьютерное моделирование показало, что до уровня $\gamma \le 0,9$ вероятность P правильной классификации для традиционного детектора SURF составляет $P = 1$, т.е. даже по 10% описания осуществляется правильная классификация. Заметим, что аддитивные искажения в данном эксперименте отсутствуют. Такой же уровень вероятности классификации $P = 1$ достигается и для модифицированного одноступенчатого метода с применением ГП. В то же время для двуступенчатого метода вероятность $P = 1$ достигается лишь при вероятности исчезновения $\gamma \le 0,4$, значение $P = 0,9$ при $\gamma = 0,5$. Таким образом, имеем, что метод, использующий ГП второго уровня, способен правильно классифицировать входное изображение на основе 60% неискаженного описания, а далее его эффективность снижается. Однако и уровень 60% является достаточно приемлемым на практике. В то же время с точки зрения времени обработки этот метод самый эффективный.

В табл. 1 в качестве примера приведены значения нормированных гистограмм для одного из эталонов и изображения, полученного путём воздействия помехи исчезновения при $\gamma = 0,4$. Как видим, даже при таком серьезном уровне искажений значения гистограмм достаточно устойчивы.

В статье впервые показано, что применение аппарата мультимножеств повышает достоверность структурного распознавания за счет более точной оценки степени соответствия описаний видеообъектов. Изучены свойства модифицированных мер подобия на основе кластерных описаний видеообъектов с использованием вариантов одноступенчатого и двухступенчатого гистограммного анализа. Быстродействие рассмотренных методов, как показало моделирование, существенно выше, чем у традиционных подходов, однако их помехозащищенность к пространственным помехам несколько ниже.

Таблица 1 – Значения нормированных гистограмм при искажениях исчезновения

Компонента гистограммы	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Эталон	0,1538	0,2692	0,3717	0,1025	0,0512	0,0384	0	0,0128	0	0
Изображение	0,1555	0,2444	0,3555	0,0888	0,0888	0,0666	0	0	0	0

Практически важным результатом есть экспериментальное подтверждение теоретических принципов построения методов классификации на основе кластерного анализа и мультимножеств для реальных баз видеоданных, что говорит о целесообразности применения предложенных модификаций методов в задачах компьютерного зрения. Несомненным преимуществом синтезированных методов есть существенный выигрыш во времени обработки и сокращение объема описания.

Перспективы исследования состоят в развитии подхода к выбору оптимального числа кластеров или числа классов ХП в целях сохранения необходимого уровня достоверности классификации в условиях аддитивных и пространственных помех.

Литература

1. Шапиро Л. Компьютерное зрение/ Л. Шапиро, Дж. Стокман; [пер. с англ. под ред. С.М. Соколова]. – М. : БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.
2. Шлезингер М. Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию/ М. Шлезингер, В. Главач. – К. : Наукова думка, 2004. – 535 с.
3. Гороховатский В.А. Структурное распознавание изображений на основе моделей голосования признаков характерных точек / В.А. Гороховатский, Е.П. Путятин // Реєстрація, зберігання і обробка даних. – 2008. – Т. 10, № 4. – С. 75-85.
4. Гороховатский В.А. Модели обработки дескрипторов характерных признаков изображений на основе анализа гистограмм / В.А. Гороховатский, Ю.А. Куликов // Системи обробки інформації : зб. наук. пр. – Х. : ХУПС ім. І. Кожедуба. – 2010. – Вип. 9(90). – С. 145-148.

5. Петровский А.Б. Пространства множеств и мультимножеств / А.Б. Петровский. – М. : Едиториал УРСС, 2003. – 248 с.
6. Вовк О.Л. Контекстный поиск изображений в базах данных с использованием аппарата мультимножеств / О.Л. Вовк, Н.С. Костюкова // Вісник інженерної академії України. – 2008. – Вип. 3-4. – С. 48-53.
7. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности : Справ. изд. / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин ; под ред. С.А. Айвазяна. – М. : Финансы и статистика, 1989. – 607 с.
8. Гороховатский В.А. Применение кластеризации к элементам структурного описания в задаче классификации изображений / В.А. Гороховатский // Системи управління, навігації та зв'язку : зб. наук. пр. – К. : ЦНДІ навігації і управління, 2011. – Вип. 1 (17). – С. 64-67.
9. Скобцов Ю.А. Основы эволюционных вычислений : уч. пособие / Ю.А. Скобцов. – Донецк : ДонНТУ, 2008. – 326 с.
10. Гороховатський В.О. Дослідження завадостійкості методів зіставлення множин структурних елементів / В.О. Гороховатський, Р.В. Гребінник // Штучний інтелект. Інтелектуальні системи (ШІ-2008) : IX Міжн. наук. -техн. конф., (Донецьк – Кацивелі, 22 – 27 верес. 2008 р.) – Донецьк : Наука і освіта, 2008. – Т. 1. – С. 301-305.
11. Gorokhovatskiy V.A. Compression of Descriptions in the Structural Image Recognition / V.A. Gorokhovatskiy // Telecommunications and Radio Engineering. – 2011. – Vol. 70, № 15. – P. 1363-1371.

Literatura

1. Shapiro L. Komp'juternoe zrenie. M. : BINOM. Laboratorija znanij. 2006. 752 s.
2. Shlezinger M. Desjat' lekcij po statisticheskomu i strukturnomu raspoznavaniju. K.: Naukova dumka. 2004. 535 s.
3. Gorohovatskij V.A. Rejestracija, zberigannja i obrobka danih. T. 10. № 4. 2008. S. 75-85.
4. Gorohovatskij V.A. Systemy obrobky informacii: zb. nauk. pr. H.: HUPS im. I. Kozheduba. Vyp. 9(90). 2010. S. 145-148.
5. Petrovskij A.B. Prostranstva mnozhestv i mul'timnozhestv. M.: URSS. 2003. 248 s.
6. Vovk O.L. Visnyk inzhenernoi akademii Ukraini. Vyp. 3-4. 2008. S. 48-53.
7. Ajvazjan S.A. Prikladnaja statistika: Klassifikacija i snizhenie razmernosti: Sprav. izd. M.: Finansy i statistika. 1989. 607 s.
8. Gorohovatskij V.A. Systemy upravlinnja, navigacii ta zv'jazku: zb. nauk. pr. – K.: CNDI navigacii i upravlinnja. 2011. Vyp. 1 (17). S. 64-67.
9. Skobcov Ju.A. Osnovy jevoljucionnyh vychislenij: uch. posobie. Doneck: DonNTU. 2008. 326 s.
10. Gorohovats'kyj V.O. Shtuchnyj intelekt. Intelektual'ni systemy (ShI-2008): IX Mizhn. nauk.-tehn. konf.. Donec'k: Nauka i osvita. T. 1. 2008. S. 301-305.
11. Gorokhovatskiy V.A. Telecommunications and Radio Engineering. Vol. 70, № 15. 2011. P. 1363-1371.

V.A. Gorohovatsky, Yu.A. Kulikov

Formalism of Multisets in Structural Recognition and Search in Video Databases

Appliance of the multiset method to compare structural descriptions of video-objects with the purpose of recognition or search in databases is proved. Forming of structural presentation of object is described. Formal description of multiset is presented as well as metrics for comparison of multisets equivalence and connection of feature with correspondent etalon multiset. Main principles of base multiset building for structural description are described. Classification method based on multisets is proposed.

The experimental results on cluster procedures application for forming base multiset with increasing computational parameters of classification are shown. Multisets have been used for two levels. At the first level, characteristic feature from description has been presented as a histogram of component values. The second level of processing includes estimation of the histogram's norm for features left after the first stage. The results of the experiments have shown the efficiency of multiset using in presence of additive and spatial disturbances.

Статья поступила в редакцию 03.10.2011.